

**ANALISIS PERBANDINGAN ARSITEKTUR *MOBILE NET*
DAN *RESNET* UNTUK KLASIFIKASI CACAR**

SKRIPSI

Oleh:

TRI HARYO AGUNG MR

198160042



PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS MEDAN AREA

2024

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

Document Accepted 16/1/25

Access From (repository.uma.ac.id)16/1/25

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : Analisis Perbandingan Arsitektur *MobileNet* dan *ResNet* untuk

Klasifikasi Cacar.

Nama : Tri Haryo Agung MR

NPM : 198160042

Fakultas : Teknik

Prodi : Teknik Informatika

Disetujui Oleh
Pembimbing

Dr. Ir. Rahmad Syah, M.Kom., IPM., Asean Eng., Apec Eng.

Mengetahui



Tanggal Lulus : 27 September 2024

ii

HALAMAN PERNYATAAN

Saya menyatakan bahwa skripsi yang saya buat merupakan karya pribadi yang saya susun sebagai persyaratan untuk mendapatkan gelar sarjana. Adapun bagian-bagian tertentu yang saya ambil dari karya orang lain telah saya sertakan dengan jelas asal sumbernya, sesuai dengan norma dan etika penulisan ilmiah. Saya siap menerima konsekuensi akademik dan sanksi lainnya sesuai peraturan yang berlaku, jika di masa mendatang terbukti terdapat plagiarisme dalam skripsi ini.

Medan, 30 Agustus 2024
Yang Membuat Pernyataan



Tri Haryo Agung MR
198160042



HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR/SKRIPSI/TESIS UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademik Universitas Medan Area, saya yang bertanda tangan di bawah ini:


Nama : Tri Haryo Agung MR
NPM : 198160042
Program Studi : Teknik Informatika
Fakultas : Teknik
Jenis karya : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Medan Area Hak Bebas Royalti Noneksklusif (*Non-exclusive Royalty-Free Right*) atas karya ilmiah saya yang berjudul : "Analisis Perbandingan Arsitektur *Mobile Net* dan *Resnet* untuk Klasifikasi Cacar" Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Medan Area berhak menyimpan, mengalihmedia/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan mempublikasikan tugas akhir/skripsi/tesis saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta. Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Medan

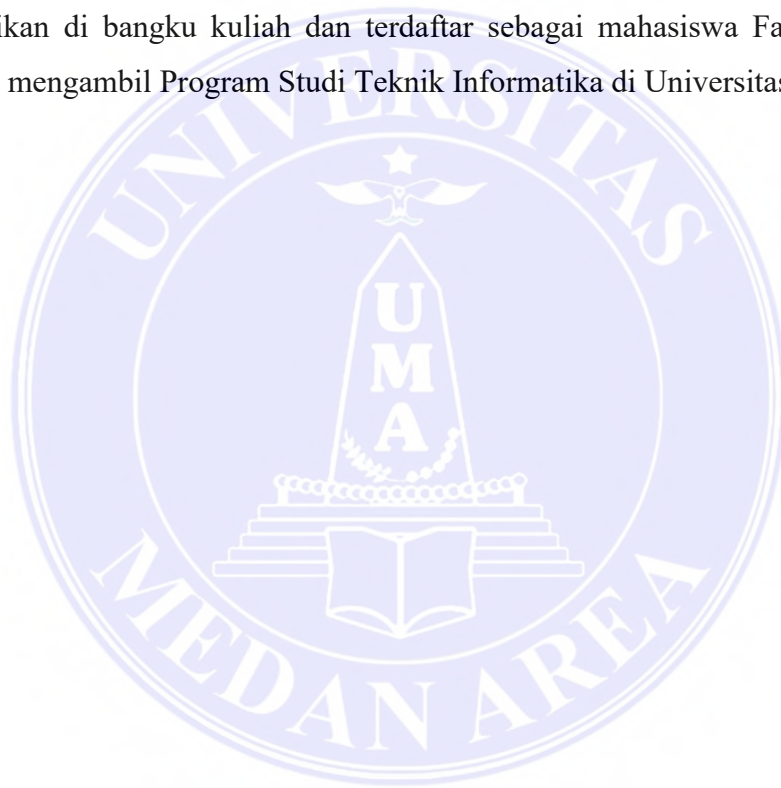
Pada tanggal : 30 Agustus 2024

Yang menyatakan


Tri Haryo Agung MR
198160042

RIWAYAT HIDUP

Penulis dilahirkan di Pancur Batu pada tanggal 05 Januari 2002 dari Bapak Muliono,SH dan Ibu Suarni. Penulis merupakan anak ketiga dari tiga bersaudara dan memiliki dua kakak perempuan. Penulis pertama kali mengenyam pendidikan di bangku SD Swasta bakti Pancur Batu pada tahun 2007 dan lulus pada tahun 2013. kemudian penulis melanjutkan pendidikan ke jenjang SMP pada tahun 2013 di SMP Negeri 1 Pancur Batu dan lulus pada tahun 2016. Pada tahun yang sama, penulis melanjutkan ke jenjang selanjutnya yaitu di SMA Negeri 1 Pancur Batu dan lulus pada tahun 2019. Pada bulan September tahun 2019, Penulis melanjutkan pendidikan di bangku kuliah dan terdaftar sebagai mahasiswa Fakultas Teknik dengan mengambil Program Studi Teknik Informatika di Universitas Medan Area.



KATA PENGANTAR

Puji Syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa, atas berkat dan cinta kasih sehingga penulis mampu menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul “Analisis Perbandingan Arsitektur *MobileNet* dan *RestNet* untuk Klasifikasi Cacar”. Tugas Akhir ini adalah salah satu persyaratan yang wajib dipenuhi untuk dapat lulus sarjana Strata Satu (S1) pada Program Studi Teknik Informatika Universitas Medan Area.

Dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini tidak lepas dari bantuan dan dukungan, baik secara moril dan materil dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terimakasih kepada :

1. Tuhan Yang Maha Esa, yang telah memberikan kesehatan dan keselamatan selama melakukan studi.
2. Orang tua dan keluarga besar yang telah memberikan doa, semangat, dukungan dan motivasi selama melakukan studi.
3. Bapak Prof. Dr. Dadan Ramdan, M.Eng, M.Sc, selaku Rektor Universitas Medan Area.
4. Bapak Dr. Eng. Supriatno, ST, MT selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Medan Area.
5. Ibu Susilawati, S.Kom, M.Kom, selaku Wakil Bidang Penjamin Mutu Akademik Fakultas Teknik Universitas Medan Area.
6. Bapak Rizki Muliono, S.Kom, M.Kom selaku Kepala Program Studi Teknik Informatika.
7. Bapak Dr. Ir. Rahmad Syah, M.Kom., IPM., Asean Eng., Apec Eng. selaku Dosen Pembimbing saya.
8. Bapak/Ibu Dosen dan Staf Teknik Informatika Universitas Medan Area.

9. Teman-teman Prodi Teknik Informatika Stambuk 2019.

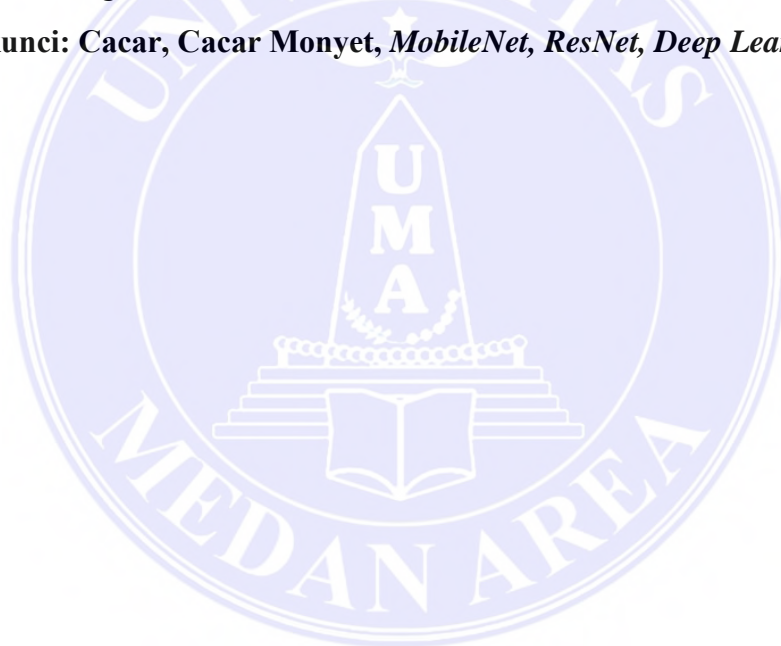
Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih memiliki kekurangan, oleh karena itu kritik dan saran yang bersifat membangun sangat penulis harapkan demi kesempurnaan skripsi ini. Penulis berharap skripsi ini dapat bermanfaat baik untuk kalangan pendidikan maupun masyarakat. Akhir kata penulis mengucapkan terimakasih.



ABSTRAK

Cacar adalah penyakit menular serius yang berhasil diberantas melalui program vaksinasi global. Namun, penyakit Cacar Monyet (*Monkeypox*) yang disebabkan oleh *Orthopoxvirus* kembali menjadi perhatian karena penyebarannya di luar Afrika. Gejala klinis Cacar Monyet mirip dengan Cacar biasa, dan penularannya dapat terjadi melalui kontak langsung dengan hewan atau manusia yang terinfeksi. Dalam penelitian ini, kami bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi gambar Cacar menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)*. Dua arsitektur *CNN* yang digunakan adalah *MobileNet* dan *ResNet*. *MobileNet* dipilih karena efisiensinya untuk perangkat dengan keterbatasan daya komputasi, sementara *ResNet* dipilih untuk tugas yang memerlukan pengenalan pola yang kompleks. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan kinerja serta karakteristik kedua arsitektur dalam mengklasifikasikan gambar Cacar. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan informasi mengenai arsitektur terbaik untuk klasifikasi Cacar dengan mempertimbangkan akurasi dan waktu eksekusi.

Kata kunci: Cacar, Cacar Monyet, *MobileNet*, *ResNet*, *Deep Learning*.



ABSTRACT

Smallpox is a serious infectious disease that was successfully eradicated through a global vaccination program. However, Monkey Pox (Monkeypox) disease caused by Orthopoxvirus is again becoming a concern because of its spread outside Africa. The clinical symptoms of Monkey Pox are similar to those of common Smallpox, and transmission can occur through direct contact with infected animals or humans. In this research, I aimed to develop a smallpox image classification model using the Convolutional Neural Network (CNN) method. The two CNN architectures used were MobileNet and ResNet. MobileNet was chosen for its efficiency for devices with limited computing power, while ResNet was chosen for tasks requiring complex pattern recognition. This research aimed to analyze and compare the performance and characteristics of the two architectures in classifying Smallpox images. The research results were expected to provide information regarding the best architecture for Smallpox classification by considering accuracy and execution time.

Keywords: *Smallpox Monkey Pox, MobileNet, ResNet, Deep Learning,*

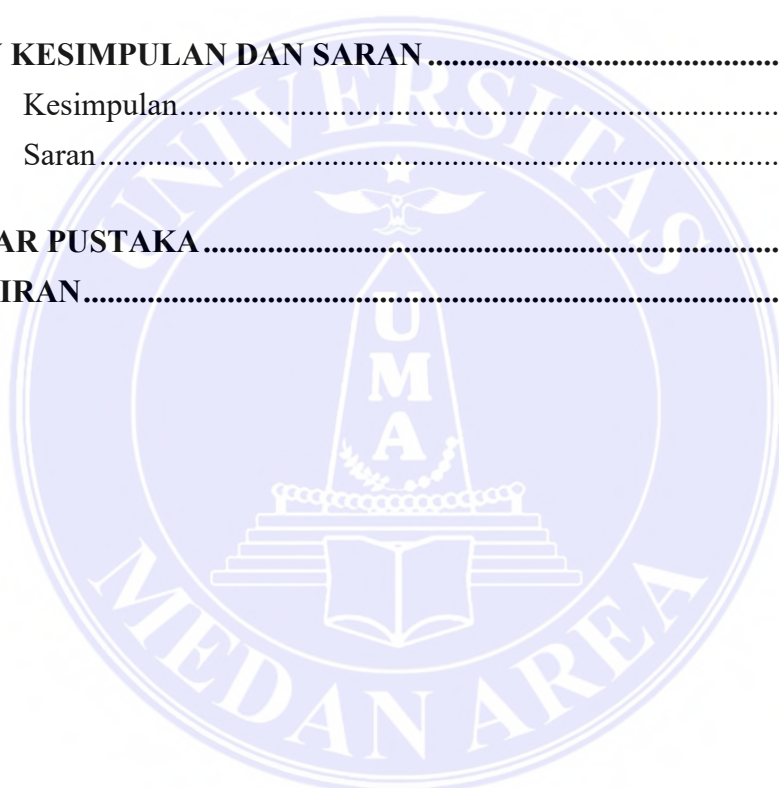


05/24
u

DAFTAR ISI

| | |
|--|-------------|
| LEMBAR PENGESAHAN | ii |
| HALAMAN PERNYATAAN..... | iii |
| HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR/SKRIPSI/TESIS UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS | iv |
| RIWAYAT HIDUP | v |
| KATA PENGANTAR..... | vi |
| ABSTRAK | viii |
| ABSTRACT | ix |
| DAFTAR ISI..... | x |
| DAFTAR TABEL | xii |
| DAFTAR GAMBAR..... | xiii |
| | |
| BAB I PENDAHULUAN..... | 1 |
| 1.1. Latar Belakang | 1 |
| 1.2. Rumusan Masalah | 4 |
| 1.3. Batasan Masalah..... | 4 |
| 1.4. Tujuan Penelitian..... | 4 |
| 1.5. Manfaat Penelitian..... | 5 |
| 1.6. Sistematika Penulisan..... | 5 |
| | |
| BAB II TINJAUAN PUSTAKA..... | 6 |
| 2.1. Cacar Monyet | 6 |
| 2.2. Cacar Air | 6 |
| 2.3. Dataset | 7 |
| 2.4. <i>Deep Learning</i> | 7 |
| 2.5. <i>Transfer Learning</i> | 8 |
| 2.6. <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> | 8 |
| 2.7. <i>ResNet-50</i> | 8 |
| 2.8. <i>MobilNet V-3</i> | 9 |
| 2.9. Penelitian Terdahulu..... | 10 |
| | |
| BAB III METODOLOGI PENELITIAN | 12 |
| 3.1. Metode Penelitian..... | 12 |
| 3.2. Spesifikasi Perangkat | 16 |
| 3.3. <i>Preprocessing dan Augmentasi</i> | 16 |
| 3.4. Metode Evaluasi | 17 |

| | |
|--|-----------|
| 3.4.1. <i>Confusion Matrix</i> | 17 |
| 3.4.2. <i>Performa Measure</i> | 18 |
| BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN | 20 |
| 4.1. Hasil..... | 20 |
| 4.1.1. Hasil Implementasi <i>MobileNet</i> | 20 |
| 4.1.2. Hasil Implementasi <i>ResNet</i> | 25 |
| 4.2. Pembahasan | 29 |
| 4.2.1. Hasil <i>Training</i> dan <i>Validation</i> Arsitektur <i>MobileNet</i> | 29 |
| 4.2.2. Hasil <i>Training</i> dan <i>Validation</i> Arsitektur <i>ResNet</i> | 29 |
| BAB V KESIMPULAN DAN SARAN | 32 |
| 5.1. Kesimpulan..... | 32 |
| 5.2. Saran..... | 33 |
| DAFTAR PUSTAKA | 34 |
| LAMPIRAN | 37 |



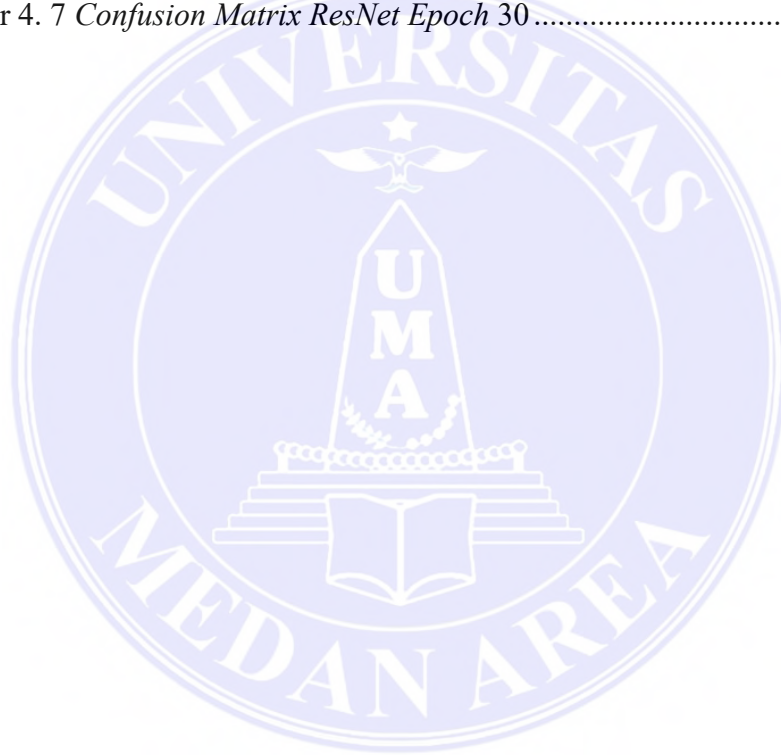
DAFTAR TABEL

| | |
|---|----|
| Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu | 10 |
| Tabel 4. 1 Hasil Evaluasi <i>MobileNet</i> dari <i>Epoch</i> 10 | 20 |
| Tabel 4. 2 Hasil Evaluasi <i>MobileNet</i> dari <i>Epoch</i> 20 | 21 |
| Tabel 4. 3 Hasil Evaluasi <i>MobileNet</i> dari <i>Epoch</i> 30 | 23 |
| Tabel 4. 4 Hasil Evaluasi <i>MobileNet</i> dari <i>Epoch</i> 40 | 24 |
| Tabel 4. 5 Hasil Evaluasi <i>ResNet Epoch</i> 10 | 25 |
| Tabel 4. 6 Hasil Evaluasi <i>ResNet</i> dari <i>Epoch</i> 20..... | 27 |
| Tabel 4. 7 Hasil Evaluasi <i>ResNet Epoch</i> 30 | 28 |
| Tabel 4. 8 Hasil <i>Training</i> dan <i>Validation Arsitektur MobileNet</i> | 29 |
| Tabel 4. 9 Hasil <i>Training</i> dan <i>Validation Arsitektur ResNet-50</i> | 30 |
| Tabel 4. 10 Perbandingan rata-rata Klasifikasi Model <i>Deep Learning</i> | 30 |
| Tabel 4. 11 Perbandingan <i>Hyperparameter Optimal Training Model</i> | 31 |



DAFTAR GAMBAR

| | |
|--|----|
| Gambar 3. 1 Alur Penelitian..... | 12 |
| Gambar 3. 2 Dataset Cacar Monyet | 13 |
| Gambar 3. 3 Dataset Cacar Air | 13 |
| Gambar 3. 4 Arsitektur <i>MobileNet</i> | 14 |
| Gambar 3. 5 Arsitektur <i>ResNet</i> | 15 |
| Gambar 3. 7 <i>Confusion matrix</i> | 17 |
| Gambar 4. 1 <i>Confusion Matrix MobileNet Epoch 10</i> | 21 |
| Gambar 4. 2 <i>Confusion Matrix MobileNet Epoch 20</i> | 22 |
| Gambar 4. 3 <i>Confusion Matrix MobileNet Epoch 30</i> | 23 |
| Gambar 4. 4 <i>Confusion Matrix MobileNet Epoch 40</i> | 24 |
| Gambar 4. 5 <i>Confusion Matrix ResNet Epoch 10</i> | 26 |
| Gambar 4. 6 <i>Confusion Matrix ResNet Epoch 20</i> | 27 |
| Gambar 4. 7 <i>Confusion Matrix ResNet Epoch 30</i> | 28 |



BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Cacar merupakan penyakit menular serius yang pernah menjadi wabah dan berhasil diberantas melalui program vaksinasi global. Terakhir kali terjadi kasus cacar di dunia adalah di Somalia pada 1977. Namun, meskipun menurunnya kasus cacar, vaksinasi rutin cacar dihentikan oleh masyarakat karena dianggap tidak lagi diperlukan untuk mencegah penyakit tersebut.

Penyakit Cacar Monyet, yang juga dikenal sebagai *Monkeypox*, disebabkan oleh *Orthopoxvirus* dan merupakan infeksi virus. Virus ini pertama kali ditemukan di Kopenhagen pada tahun 1958 dari lesi berjerawat pada monyet yang dipelihara. Penyebaran cacar monyet terutama terjadi di hutan hujan tropis di wilayah Afrika Tengah dan Barat. Meskipun pada awalnya hanya berisiko bagi mereka yang tinggal di daerah hutan, belakangan ini telah terjadi kasus cacar monyet pada hewan pengerat liar yang diimpor dari Afrika ke Amerika Serikat (Husna & Wicaksono, 2020).

Sebelum tahun 2022, cacar monyet hanya endemik di beberapa negara di Afrika Tengah dan Afrika Barat, tetapi kasus di luar Afrika telah dilaporkan di Amerika, Inggris, Israel, dan Singapura. Penularan terjadi melalui perjalanan antar negara atau kontak dengan hewan yang terinfeksi, termasuk melalui konsumsi daging yang belum dimasak dengan baik (Budiyarto L., Sabila, A.A., & Putri, H. C., 2023).

Gejala klinis penyakit cacar monyet mirip dengan cacar biasa, termasuk gejala flu, demam, malaise, sakit punggung, sakit kepala, dan ruam khas. Saat

berada di daerah endemik cacar monyet, penting untuk berhati-hati dalam menangani gejala tersebut.

Penularannya bisa terjadi melalui kontak langsung dengan hewan yang terinfeksi atau melalui luka pada kulit yang terkena gigitan atau cakaran hewan tersebut. Untuk memastikan diagnosis cacar monyet, diperlukan konfirmasi melalui pemeriksaan laboratorium karena sulit untuk membedakannya secara klinis dengan cacar lainnya. Sayangnya, saat ini belum ada terapi yang efektif untuk mengobati cacar monyet pada manusia. Oleh karena itu, langkah pencegahan yang efektif melibatkan pembatasan kontak dengan pasien atau hewan yang terinfeksi, serta menghindari paparan inhalasi dari pasien yang terinfeksi (Husna, F., & Wicaksono, 2020).

Cacar air adalah penyakit yang disebabkan oleh virus *Varicella zoster*. Penyakit ini sangat mudah menular dan sering muncul secara musiman. Seseorang bisa tertular cacar air melalui kontak langsung dengan penderita, baik itu melalui percikan air liur saat batuk atau bersin, maupun sentuhan langsung dengan lepuhan yang berisi cairan. Meskipun umumnya sembuh dengan sendirinya, cacar air bisa menjadi lebih serius pada bayi, remaja, orang dewasa, ibu hamil, atau orang dengan daya tahan tubuh lemah.

Penyakit ini sangat menular sehingga perlu upaya pencegahan yang serius, terutama di tempat-tempat yang sering terjadi penularan seperti sekolah. Orang yang terkena cacar air biasanya harus mengisolasi diri selama sekitar seminggu karena penyakit ini bisa membuat mereka merasa tidak enak badan dan tidak produktif.

Penelitian ini bertujuan untuk mempelajari klasifikasi Cacar menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)*. Dalam konteks ini, penelitian bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi yang dapat membedakan gambar cacar dengan akurasi yang tinggi menggunakan *CNN*.

CNN (Convolutional Neural Network) adalah jenis jaringan saraf yang sering digunakan dalam pemrosesan citra dan pengenalan pola. *CNN* memiliki dua arsitektur utama, yaitu *MobileNet* dan *ResNet*. Pilihan antara *MobileNet* dan *ResNet* tergantung pada kebutuhan khusus tugas dan lingkungan komputasi yang tersedia. *MobileNet* lebih cocok untuk perangkat dengan keterbatasan daya komputasi, sementara *ResNet* cocok untuk tugas yang memerlukan pengenalan pola yang kompleks. Dalam penelitian yang Anda sebutkan, penulis memilih *MobileNet V-3* karena efisiensi dan kinerja yang baik, serta popularitasnya sebagai model *transfer learning*.

Hasil penerapan arsitektur *ResNet-50* dalam berbagai penelitian menunjukkan performa yang beragam. Studi mengenai klasifikasi sidik jari (Miranda dkk., 2020) berhasil mencapai akurasi tinggi hingga 99%. Penelitian lain yang fokus pada deteksi cacat kemasan kaleng (Kusumawardani & Karningsih, 2020) juga memanfaatkan *ResNet-50* dan memperoleh akurasi sebesar 90%. Sementara itu, dalam bidang kesehatan, *ResNet-50* digunakan untuk mendiagnosis pneumonia (Cinar dkk., 2020) dengan tingkat akurasi 96%.

Penelitian sebelumnya yang menggunakan arsitektur *MobileNet V-3*, misalnya dalam klasifikasi gejala penyakit daun pada tanaman singkong, menunjukkan tingkat akurasi sebesar 83,54% (Lianardo A., Kumalasari, N., % Pratiwi, C., 2022). Sedangkan pada penelitian pengembangan model klasifikasi

mata tertutup dan terbuka, arsitektur *Inception V3* mencapai tingkat akurasi sebesar 93%.

Penelitian ini memberikan kontribusi dalam pemilihan arsitektur *CNN* yang tepat untuk tugas klasifikasi citra. Dengan membandingkan kinerja dua arsitektur yang berbeda, penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi peneliti lain dalam memilih arsitektur yang sesuai dengan kebutuhan dan kendala komputasi mereka.

1.2. Rumusan Masalah

Bagaimana perbandingan Arsitektur *Mobile Net* dan *Res Net* dalam pembangunan model untuk klasifikasi Cacar?

1.3. Batasan Masalah

Penulis membuat beberapa batasan masalah yang ada pada penelitian ini sehingga dapat dijadikan sebagai fokus utama pada penelitian ini:

1. Data yang digunakan dalam proses penelitian ini merupakan data yang di peroleh dari sumber dataset *Kaggle*.
2. Arsitektur yang digunakan adalah *Mobile Net* dan *Res Net*.
3. Implementasi pada Penelitian ini menggunakan *Visual Studio Code*.
4. Citra yang digunakan adalah citra cacar dengan format *.jpg* dan memiliki ukuran 224 x 224 piksel.

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah Untuk menganalisis dan membandingkan kinerja serta karakteristik dua arsitektur *Mobile net* dan *Res net* dalam mengklasifikasi Cacar.

1.5. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini adalah:

1. Membantu klasifikasi penyakit Cacar.
2. Mengukur kinerja *MobileNet* dan *ResNet* dalam hal kecepatan, akurasi, dan waktu yang dibutuhkan untuk menyelesaikan tugas.

1.6. Sistematika Penulisan

BAB I: Pendahuluan

Bab ini membahas tentang latar belakang, tujuan, rumusan masalah, batasan masalah, metode penelitian, dan sistematika penulisan

BAB II: TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini memuat prinsip-prinsip dasar teori yang diterapkan untuk membandingkan klasifikasi Cacar pada kedua arsitektur.

BAB III: METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini akan menjelaskan analisis dan perancangan yang dilakukan untuk membandingkan kedua arsitektur dalam klasifikasi Cacar.

BAB IV: HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menjelaskan prosedur pelaksanaan dan hasil program yang terdiri dari tampilan program, alur program dan deskripsi program.

BAB V: SIMPULAN DAN SARAN

Bab ini menjelaskan tentang kesimpulan dari uji coba penelitian yang dilakukan dan saran untuk pengembangan, perbaikan serta penyempurnaan terhadap penelitian yang sudah dilakukan

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Cacar Monyet

Cacar monyet, juga dikenal sebagai *Monkeypox*, adalah penyakit menular yang disebabkan oleh *virus Monkeypox*. Penyakit ini awalnya ditemukan pada monyet di Afrika Tengah, tetapi dapat ditularkan dari hewan ke manusia, serta dari manusia ke manusia. Cacar monyet mirip dengan cacar manusia dalam beberapa hal, tetapi biasanya bersifat lebih ringan. Gejala awalnya mirip dengan flu, termasuk demam, sakit kepala, nyeri otot, dan kelelahan. Namun, dalam beberapa hari, ruam merah muncul di seluruh tubuh yang kemudian berkembang menjadi lepuhan yang mengandung cairan. Infeksi ini umumnya tidak fatal, namun dapat menyebabkan komplikasi serius pada individu dengan sistem kekebalan tubuh yang lemah. (Qelina & Graharti, 2019).

Penularan utama penyakit ini terjadi melalui kontak langsung dengan hewan yang terinfeksi, seperti tikus, kera, atau tupai. Manusia bisa tertular melalui gigitan atau cakaran hewan yang terinfeksi, atau melalui kontak dengan sekresi atau cairan tubuh hewan yang terkontaminasi. (Husna, F., & Wicaksono, 2020).

2.2. Cacar Air

Cacar air adalah suatu penyakit yang di sebabkan oleh infeksi *virus varicella zoster* yang mengakibatkan munculnya ruam kulit berupa kumpulan bintik-bintik kecil baik berbentuk datar maupun menonjol, melepuh serta berkeropeng dan rasa gatal.

Penyakit cacar air (*varicella*) mungkin sudah tidak asing lagi dan merupakan penyakit yg mendunia. *Varicella* merupakan penyakit menular yg

dapat menyerang siapa saja. Terutama mereka yg belum mendapat imunisasi di indonesia, tidak banyak data yg mencatat kasus *varicella* secara nasional. Penderita yg terinfeksi virus ini ditandai dengan munculnya ruam kemerahan berisi cairan yg sangat gatal di seluruh tubuh. Pada sebagian besar penderitanya, cacar air merupakan penyakit ringan, khususnya setelah digalakkan program vaksinasi cacar air pada pertengahan tahun 1990-an. Kendati demikian, cacar air tetap dapat menimbulkan komplikasi yg lebih serius pada penderita yg memiliki sistem kekebalan tubuh lemah, misalnya penderita *HIV/AIDS*.

2.3. Dataset

Dataset adalah sebuah kumpulan data yang berasal dari informasi-informasi pada masa lalu dan siap untuk dikelola menjadi sebuah informasi baru. Dataset memiliki semua karakteristik, fitur dan fungsi dari database biasa. (Hidayati, D., Yahya, Y., & Hidayat, M. A. J. 2023).

2.4. Deep Learning

Deep Learning adalah bagian dari *machine learning* yang menggunakan jaringan syaraf buatan dengan banyak layer tersembunyi (*hidden layer*), terinspirasi dari struktur korteks manusia. (Muhammad Farhan Dwi Ryandra, 2021). *Deep Learning* juga merupakan metode learning yang memanfaatkan *artificial neural network* yang berlapis-lapis (*multi layer*). *Artificial Neural Network* ini dibuat mirip otak manusia, dimana *neuron-neuron* terkoneksi satu sama lain sehingga membentuk sebuah jaringan *neuron* yang sangat rumit. (Nugroho, P. A., Fenriana, I., & Arijanto, R. 2020).

2.5. *Transfer Learning*

Metode *transfer learning* dalam *deep learning* melibatkan melatih dan meningkatkan model untuk satu tugas tertentu, lalu menggunakannya kembali dalam tugas terkait yang kedua. *Transfer learning* merupakan teknik dalam pembelajaran mesin di mana model yang telah dilatih pada tugas tertentu digunakan sebagai dasar untuk melatih model baru pada tugas terkait atau serupa. Ide utama di balik *transfer learning* adalah bahwa pengetahuan yang telah dimengerti oleh model dari satu tugas dapat berguna dalam memahami dan meningkatkan kinerja pada tugas yang berbeda (Umri, Utami, & Kurniawan, 2021).

2.6. *Convolutional Neural Network (CNN)*

Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis arsitektur jaringan saraf yang dirancang khusus untuk memproses data grid seperti gambar dan video. *CNN* telah terbukti sangat efektif dalam tugas pengenalan pola visual, seperti klasifikasi gambar, deteksi objek, dan segmentasi semantik. (Oleh et al., 2020).

CNN memanfaatkan operasi konvolusi untuk melakukan ekstraksi fitur secara hierarkis dari data input. Konvolusi adalah proses di mana filter kecil digeser secara sistematis melintasi input, dan hasil perkalian antara filter dan piksel input dikumpulkan untuk menghasilkan peta fitur. Melalui lapisan konvolusi yang mendalam, *CNN* dapat menangkap pola-pola lokal seperti tepi, tekstur, dan bagian-bagian penting dari gambar. (Abadi & Wibowo. 2021).

2.7. *ResNet-50*

ResNet-50 adalah salah satu arsitektur jaringan saraf konvolusi (*Convolutional Neural Network/CNN*) yang sangat terkenal dan efektif dalam

tugas pengenalan gambar. "*ResNet*" singkatan dari "*Residual Network*" yang merujuk pada konsep utama di balik arsitektur ini, yaitu "*residual learning*" atau pembelajaran *residu*.

Pada dasarnya, *ResNet-50* dirancang untuk mengatasi masalah yang sering terjadi dalam jaringan saraf dalam kasus yang lebih dalam. Masalah ini dikenal sebagai "masalah pelatihan yang mendalam" atau "masalah penyusutan gradien". Dalam jaringan saraf konvensional yang sangat dalam, gradien yang dikirim kembali selama pelatihan dapat menyusut menjadi sangat kecil, yang menghambat kemampuan jaringan untuk belajar secara efektif. (Elsharif & Naser, 2022). *ResNet-50* terdiri dari 50 lapisan, termasuk lapisan konvolusi, lapisan normalisasi batch, dan lapisan non-linearitas seperti *ReLU (Rectified Linear Unit)*. Arsitektur ini juga menggunakan teknik "*bottleneck*" yang memungkinkan pengurangan dimensi secara efisien dan pengurangan komputasi yang diperlukan. Dengan kombinasi koneksi skip dan blok *bottleneck*, *ResNet-50* mencapai tingkat kinerja yang luar biasa dalam berbagai tugas pengenalan gambar, termasuk klasifikasi, deteksi objek, dan segmentasi (Nashrullah, Wibowo, & Budiman, 2020).

2.8. MobilNet V-3

MobileNet adalah sebuah arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* yang dirancang untuk mengatasi permintaan sumber daya komputasi yang berlebihan (Reynaldi, 2021). Arsitektur ini merupakan model *CNN* yang efisien dengan 2 *set hyper-parameters*, sehingga memungkinkan pembangunan model yang kecil dengan latensi rendah, yang dapat dengan mudah diimplementasikan sesuai kebutuhan aplikasi *mobile dan embedded* (Lubis, C., Yulianto, D., 2023).

MobileNet dibuat berdasarkan *depthwise separable convolutions*, yang bertujuan untuk mengurangi komputasi pada lapisan awal. Google mengembangkan *MobileNet* pada tahun 2017 melalui paper yang berjudul "*mobilenets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications*," dengan tujuan untuk digunakan dalam aplikasi pada perangkat mobile atau perangkat dengan keterbatasan komputasi.

2.9. Penelitian Terdahulu

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

| No. | Penulis | Hasil |
|-----|--|--|
| 1 | Muhammad Farhan Dwi Ryandra (2021) | <i>Arsitektur inception v-3</i> memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi daripada <i>resnet-50</i> , dengan masing-masing persentase sebesar 98% dan 92,3%. Selain itu, presisi arsitektur <i>inception v-3</i> juga lebih tinggi daripada <i>resnet-50</i> , yaitu 95,2% dibandingkan dengan 86,4%. Tidak hanya itu, dalam hal sensitivitas dan nilai <i>f-1 score</i> , arsitektur <i>inception v-3</i> juga unggul dengan persentase berturut-turut sebesar 97,3% dan 96,1%, sedangkan <i>resnet-50</i> hanya mencapai 88,7% dan 86,6%. |
| 2 | Alfiansyah Nur Abadi Agung Toto Wibowo | Dalam penelitian ini, dilakukan penggunaan arsitektur <i>MobileNet</i> untuk menganalisis citra daun dalam penelitian tanaman, yang menghasilkan akurasi sebesar 86,5%. Penelitian ini melibatkan dua dataset, yaitu F102 dan J30, dengan jumlah citra masing-masing sebanyak 18.200 dan 1.479 gambar. Data test, validasi, dan test masing-masing menggunakan persentase 80%, 10%, dan 10% |
| 3 | Darmatasia | Dalam penelitian ini, enam model <i>deep learning</i> yang dibandingkan adalah <i>NasNetLarge</i> , <i>vgg16</i> , <i>MobileNet</i> , <i>inceptionV-3</i> , <i>Densenet101v2</i> , dan <i>Densenetv2</i> . Hasil penelitian menunjukkan bahwa <i>Inceptionv-3</i> memiliki performa yang superior |

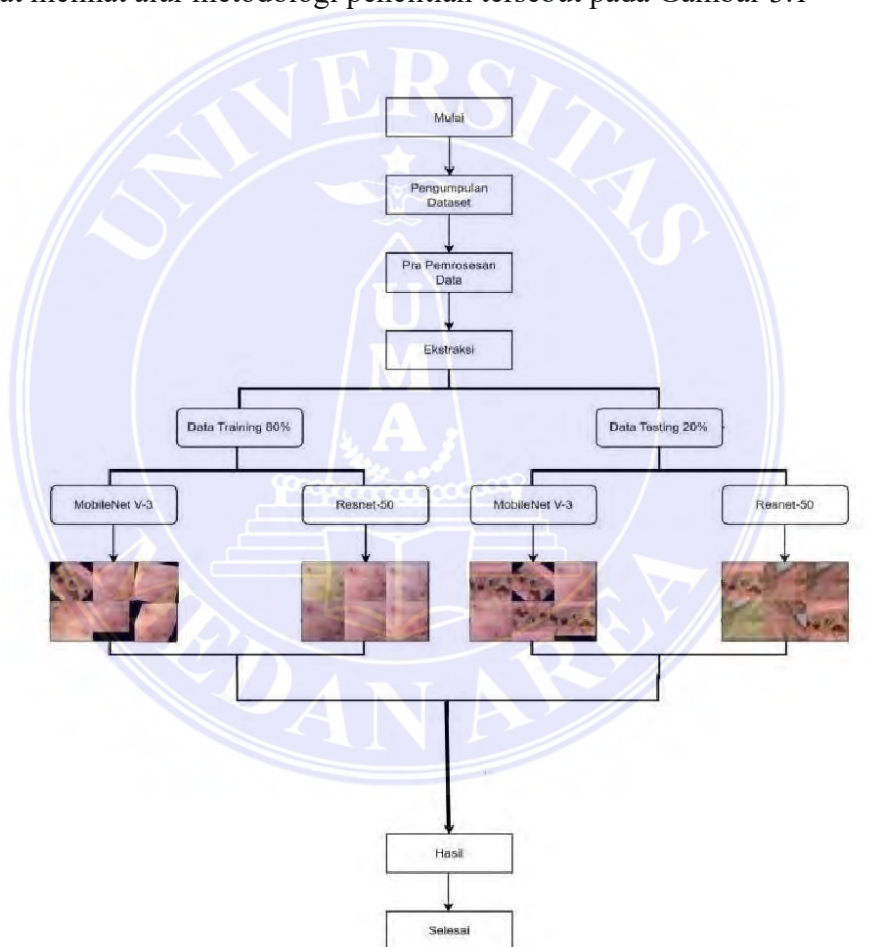
| | | |
|---|--|---|
| | | dibandingkan dengan model-model lain dalam hal akurasi, presisi, <i>recall</i> , dan skor F1. Namun, jika waktu komputasi yang cepat menjadi kebutuhan utama, <i>MobileNet</i> adalah pilihan terbaik sebagai model <i>deep learning</i> . |
| 4 | Alex Lianardo, Syamsul Rizal, Nor Kumalasari, Caesar Pratiwi | <i>MobileNet V3</i> adalah arsitektur terbaik yang berhasil mencapai akurasi sebesar 83,54% ketika digunakan pada citra <i>balanced</i> . |
| 5 | Faiz Octa reynaldi, Omar Pahlevi, Indah Suryani | <i>ResNet</i> menunjukkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan <i>SSD MobileNetV1</i> pada pengenalan Kucing Hitam, dengan nilai rata-rata mencapai 100% untuk <i>ResNet</i> dan 99,66666667% untuk <i>SSD MobileNetV1</i> . Selain itu, <i>ResNet</i> juga mencapai akurasi yang lebih tinggi pada pengenalan Kucing Putih, dengan nilai rata-rata sebesar 97.9% dibandingkan dengan 78,733% yang dicapai oleh <i>SSD MobileNetV1</i> . |

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metodologi yang terdiri dari serangkaian tahapan, yaitu pengumpulan dataset, pembangunan model klasifikasi, pelatihan model klasifikasi, pengujian, dan evaluasi performa. Anda dapat melihat alur metodologi penelitian tersebut pada Gambar 3.1



Gambar 3. 1Alur Penelitian

Penelitian ini menggunakan data yang bersumber terbuka yang dimana terdiri dari data cacar melalui halaman <https://www.kaggle.com/dataset/joydippaul/mpox->

[skin-lesion-dataset-version-20-msld-v20?select=Keyword.jpg](https://www.kaggle.com/datasets/dermatology/monkeypox-skin-lesion-dataset-version-20-msld-v20?select=Keyword.jpg) dari sumber ini, kemudian melakukan pengujian.

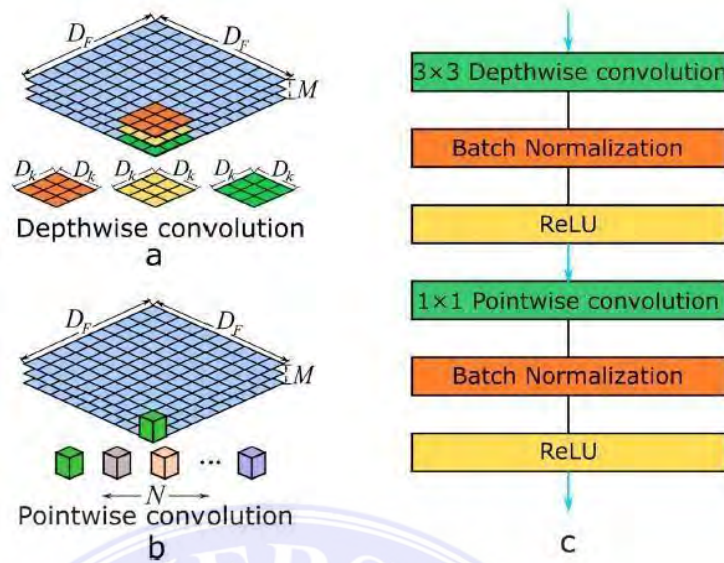


Gambar 3. 2 Dataset Cacar Monyet



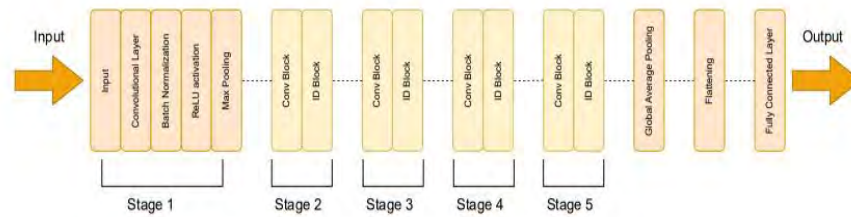
Gambar 3. 3 Dataset Cacar Air

Kemudian, setelah itu, langkah berikutnya adalah merancang model pelatihan. Dalam penelitian ini, saya menggunakan metode *transfer learning* dengan memanfaatkan model yang telah terlatih sebelumnya. Untuk itu, saya akan memberikan penjelasan mengenai arsitektur yang digunakan, yaitu *MobileNet V-3* dan *ResNet-50*.



Gambar 3. 4 Arsitektur MobileNet

Lapisan ini terdiri dari *Depthwise Convolution* (bagian a) dan *Pointwise Convolution* (bagian b). Depthwise dan Pointwise Convolution memisahkan kedalaman konvolusi, diikuti oleh *batchnorm* dan *ReLU*. Konvolusi *Depthwise* merupakan versi yang disederhanakan, dengan setiap saluran diproses secara terpisah. Konvolusi asli dibagi menjadi kelompok berdasarkan jumlah saluran, menandakan kedalaman, dan mengurangi ukuran kernel. Konvolusi *depthwise* secara terpisah mengumpulkan fitur spasial, yang mengakibatkan pengurangan signifikan dalam jumlah parameter yang dibutuhkan. Di sisi lain, konvolusi *pointwise* bertujuan untuk menghasilkan representasi konvolusi penuh dengan jumlah parameter yang lebih sedikit, di mana lebar dan tinggi kernel diatur menjadi 1, sementara kedalaman ditentukan oleh jumlah saluran masukan. Penggunaan konvolusi *pointwise* setelah konvolusi *depthwise* berguna dalam mengatur dimensi fitur saluran keluaran (Khultsum, U., Sarasati, F., & Taufik, G., 2022).



Gambar 3.5 Arsitektur ResNet

(Nashrullah et al., 2020)

Setelah pra-pemrosesan, citra akan diteruskan ke dalam model pelatihan yang menggunakan arsitektur *ResNet-50*. Pada tahap pertama, Gambar Cacar akan melalui konvolusi, menghasilkan peta fitur yang kemudian dinormalisasi menggunakan *Batch Normalization*. Setelah normalisasi, hasilnya akan melewati lapisan aktivasi yang menggunakan fungsi *ReLU* untuk mengubah ekstraksi fitur menjadi *non-linear*.

Dalam konteks pelatihan model klasifikasi citra, terdapat beberapa parameter penting yang perlu diinisialisasi. Dua parameter utama tersebut meliputi jumlah *epoch* dan ukuran *batch*. Setelah pelatihan selesai, model tersebut akan diuji menggunakan metrik evaluasi guna mengukur kinerjanya. Beberapa metrik umum yang digunakan meliputi akurasi, presisi, *recall*, dan skor F1. Untuk menghitung metrik-metrik ini dalam evaluasi model, konsep *TP* (*True Positive*), *TN* (*True Negative*), *FP* (*False Positive*), dan *FN* (*False Negative*) digunakan.. Pada dasarnya, *TP* dan *TN* adalah prediksi yang benar, sedangkan *FN* dan *FP* adalah prediksi yang salah. Dalam klasifikasi citra, *TP* dapat berarti citra positif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar (misalnya, citra penyakit yang diklasifikasikan sebagai penyakit), sedangkan *TN* dapat berarti citra *negatif* yang diklasifikasikan dengan benar (misalnya,

citra normal yang diklasifikasikan sebagai normal). *FN* adalah citra positif yang salah diklasifikasikan (misalnya, citra penyakit yang salah diklasifikasikan sebagai normal), sedangkan *FP* adalah citra negatif yang salah diklasifikasikan (misalnya, citra normal yang salah diklasifikasikan sebagai penyakit).

3.2. Spesifikasi Perangkat

Pada penelitian ini, peneliti memilih menggunakan perangkat yang membantu serta mempermudah peneliti agar nantinya dapat melakukan penelitian dengan lancar. Adapun perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan untuk melakukan penelitian ini yaitu sebagai berikut:

1. Perangkat Keras (Hardware)

Device : Laptop Asus Vivobook X442UF

Processor : Intel® Core™ i7 885 OU @1.80 GHz

Monitor : 14 Inch

RAM : 8 GB

2. Perangkat Lunak (Software)

OS : Windows 10 Home Single Language 64-bit

Tools : Visual Studio Code

Bahasa Program : Python

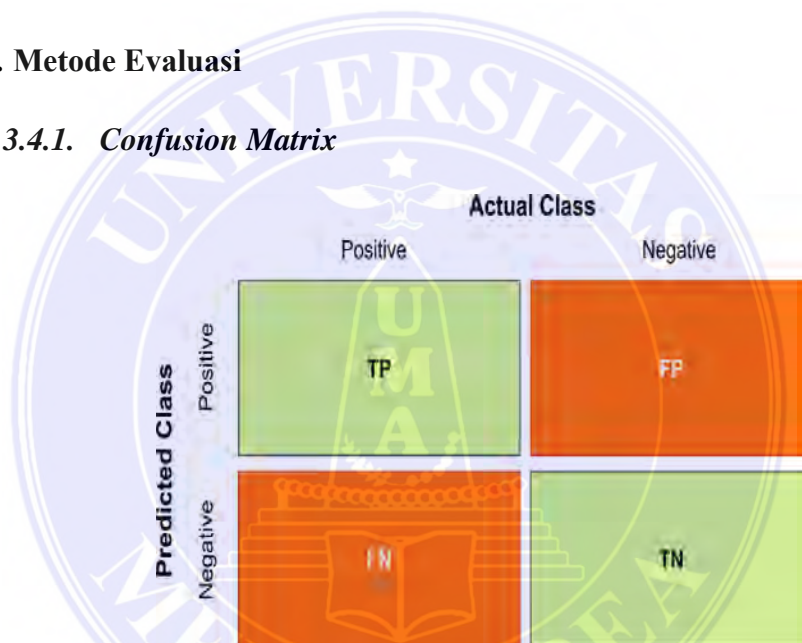
3.3. Preprocessing dan Augmentasi

Proses *preprocessing* dilakukan dengan mengubah ukuran citra menjadi 224x224 untuk memfasilitasi pemrosesan data training yang lebih cepat dan efisien, serta untuk mendapatkan hasil pengujian model yang optimal.

Selanjutnya, dataset ditingkatkan melalui proses augmentasi. Data *training* dicrop untuk memastikan citra cacar berada pada posisi yang tepat, dan setelah dicrop, data train diubah ukurannya untuk mengurangi penggunaan ruang penyimpanan. Selain itu, augmentasi dilakukan pada data train sebanyak 679 foto, dengan teknik memutar citra kekanan, kekiri, dan sebesar 30 derajat. Dengan demikian, totalnya akan dihasilkan 4872 foto data train per spesies setelah dilakukan augmentasi.

3.4. Metode Evaluasi

3.4.1. Confusion Matrix



Gambar 3. 6 Confusion matrix

Confusion matrix adalah tabel yang digunakan untuk mengimplementasikan serta mengklasifikasi pada kumpulan data uji yang nilainya diketahui matriks kebingungan itu sendiri bekerja sederhana dan mudah dimengerti, tetapi bisa membingungkan jika Anda tidak tahu terminologi terkait (Chicco, 2021).

Berdasarkan pada gambar 3.6 dimana *Predicted Class* mewakili jumlah instan data yang diketahui berada di grup label adalah benar. Penjelasan dari gambar di atas ialah, pertama *True Positives (TP)* merupakan jumlah benar

dalam memprediksi pengklasifikasian dalam bentuk positif. Kedua, *True Negatives (TN)* merupakan jumlah prediksi pengklasifikasian dalam bentuk negatif. Ketiga, *False Positives (FP)* ialah jumlah prediksi oleh pengklasifikasian menjadi positif dari yang awalnya negatif. Keempat, *False Negatives (FN)* merupakan jumlah prediksi oleh pengklasifikasian dari yang awalnya negatif menjadi positif

3.4.2. *Performa Measure*

Dalam pengklasifikasian ada 4 nilai yang digunakan untuk mengukur kemampuan klasifikasi yang akan di olah yaitu Akurasi, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*, *Jaccard Score*.

a) Akurasi

Akurasi Nilai akurasi diperoleh dari jumlah data positif prediksi positif dan data negatif prediksi negatif dibagi dengan jumlah total data dalam dataset (Nasution & Hayaty, 2019). Rumus akurasi adalah sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TN+FN+TP+FP} \dots\dots\dots 3.1$$

b) *Precision*

Merupakan parameter penilaian yang menghitung nilai rata-rata presisi dari data hasil klasifikasi, yaitu jumlah data yang benar di antara nilai sebenarnya (Yudianto, 2020). Rumus *Precision* adalah

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots 3.2$$

c) *Recall*

Recall adalah ukuran kelengkapan model. mengingat persamaan perbandingan antara yang benar-benar positif dengan total sampel yang benar-benar positif (Prabowo, 2021) Rumus *Recall* adalah

$$Recal = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots 3.3$$

d) *F1-Score*

Nilai *F1-Score*, juga dikenal sebagai *F-Measure*, diperoleh dari hasil Presisi dan Ingat antara kategori yang diprediksi dan kategori aktual (Chicco & Jurman, 2020). Rumus *F1 Score* adalah

$$F1 = 2 \times \frac{precision \times Recall}{Precision + Recall} \dots\dots\dots 3.4$$

e) *Jaccard Score*

Jaccard score adalah matrix pertama berdasarkan score antara dua jarak (Hadi, 2020) dengan rumus:

$$J(A,B) = \frac{|A \cap B|}{|UB|} \dots\dots\dots 3.5$$

$J = \text{Jarak Jaccard}$

$A = \text{Set 1}$

$B = \text{Set 2}$

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian data pada ratusan gambar cacar dengan arsitektur *MobileNet* dan *resnet-50*, maka dapat disimpulkan bahwa :

1. Baik arsitektur *MobileNet* maupun *ResNet-50* mempunyai *epoch* yang paling baik adalah *epoch* yang berjumlah 40 dan 20, dengan *batch* yang paling baik adalah 32 dan optimizer yang paling baik adalah adam. Secara keseluruhan hyperparameter yang paling optimal pada kondisi *epoch 20, batch 32* optimizer adam dengan akurasi berjumlah 99%.
2. Nilai akurasi arsitektur *MobileNet* Dan *ResNet-50* sama sama bernilai 99%. Untuk nilai presisi arsitektur *MobileNet* lebih tinggi dibanding *resnet-50* yaitu 98% sedangkan *resnet-50* bernilai 97%. Untuk *Recall* dan nilai *f-1 score* arsitektur *ResNet-50* lebih tinggi yaitu 98% dan 97% sedangkan *MobileNet* secara berturut turut 97% dan 98%.
3. Optimizer Adam, dapat dilihat bahwa optimizer yang optimal adalah optimizer adam.

Secara umum, kinerja kedua arsitektur dalam mengklasifikasi penyakit cacar sudah sangat baik, tetapi arsitektur terbaik dalam mengklasifikas cacar adalah arsitektur *MobileNet*.

5.2. Saran

Pada penelitian kali ini, ada beberapa hal yang dapat ditingkatkan, yaitu:

1. Peneliti selanjutnya dapat menggunakan arsitektur yang lain untuk membanding arsitektur yang terbaik.
2. Peneliti bisa menggunakan optimizer yang lebih bervariasi. Untuk peneliti dapat menambah jumlah data yang lebih banyak lagi dan memperbanyak jumlah kelas.



DAFTAR PUSTAKA

- Abadi, A. N., dan Wibowo, A. T. (2021). *Klasifikasi Spesies Tanaman Anthurium Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)*.
- Aprillia, N., Martian, D. P., Putri, T. H., Indriani, A., & Pravitasari, A. A. (2019). *Analisis Klasifikasi Citra Penyakit Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network (MobileNet)*. <http://prosiding.statistics.unpad.ac.id>
- Budiyarto, L., Sabila, A. A., & Putri, H. C. (n.d.). *Infeksi Cacar Monyet (Monkeypox)*. <http://jurnalmedikahutama.com>
- Devarriya, D., Gulati, C., Mansharamani, V., Sakalle, A., & Bhardwaj, A. (2020). *Unbalanced breast cancer data classification using novel fitness functions in genetic programming*. *Expert Systems with Applications*, 140. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.112866>
- Diantika, S. (2023). *Penerapan Teknik Random Oversampling Untuk Mengatasi Imbalance Class Dalam Klasifikasi Website Phishing Menggunakan Algoritma Lightgbm*. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 7, Issue 1).
- Faiz Nashrullah, Suryo Adhi Wibowo, & Gelar Budiman. (2020). *The Investigation of Epoch Parameters in ResNet-50 Architecture for Pornographic Classification*. *Journal of Computer, Electronic, and Telecommunication*, 1(1). <https://doi.org/10.52435/complete.v1i1.51>

- Hasnain, M., Pasha, M. F., Ghani, I., Imran, M., Alzahrani, M. Y., & Budiarto, R. (2020). *Evaluating Trust Prediction and Confusion Matrix Measures for Web Services Ranking*. *IEEE Access*, 8, 90847–90861. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2994222>
- Husna, F., & Wicaksono, A. (n.d.). *Informasi Tentang Penyakit Infeksi Cacar Monyet (Monkeypox) Yang Menyerang Manusia* (Vol. 18, Issue 1).
- Khultsum, U., Sarasati, F., & Taufik, G. (2022a). *Penerapan Metode Mobile-Net Untuk Klasifikasi Citra Penyakit Kanker Paru-Paru*. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(5), 1366. <https://doi.org/10.30865/Jurikom.V9i5.4918>
- Khultsum, U., Sarasati, F., & Taufik, G. (2022b). *Penerapan Metode Mobile-Net Untuk Klasifikasi Citra Penyakit Kanker Paru-Paru*. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(5), 1366. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i5.4918>
- Lianardo, A., Kumalasari, N., & Pratiwi, C. (n.d.). *Klasifikasi Gejala Penyakit Daun Pada Tanaman Singkong Berbasis Vision Menggunakan Metode CNN Dengan Arsitektur Mobilenet*. www.kaggle.com
- Lubis, C., Yulianto, D., Tarumanagara Jakarta, U., Sakit Tiara Tangerang, R., & Kunci, K. (2023). *Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Dengan Arsitektur VGG16*. 8(1).
- Oleh, D., Farhan, M., & Ryandra, D. (2020). *Perbandingan Arsitektur Resnet-50 Dan Inceptionv3 Dalam Klasifikasi Covid 19 Berdasarkan Citra X-Ray*.

Qelina, L., & Graharti, R. (n.d.). *Lia Qelina dan Risti Graharti I Human Mongkeypox Virus: Respon kesiapan Dunia Akan Wabah Infeksi Virus Monkeypox Human Monkeypox Virus : Respon Kesiapan Darurat Dunia.*

Reynaldi, F. O. (2021). *Analisa Performa Arsitektur Mobilenetv1 Dan Resnet Menggunakan Meta-Learning Dalam Mendeteksi Objek Hewan Kucing.*

Indonesian Journal of Business Intelligence (IJUBI), 4(1), 1.

<https://doi.org/10.21927/ijubi.v4i1.1686>



LAMPIRAN

Resnet

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.applications import ResNet50
from tensorflow.keras.layers import GlobalAveragePooling2D, Dense
from tensorflow.keras.models import Model
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from sklearn.metrics import confusion_matrix, classification_report,
accuracy_score, precision_score, recall_score, f1_score
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

# Definisikan path ke data
train_dir = 'Train' # Direktori dataset pelatihan
test_dir = 'Test' # Direktori dataset pengujian

# Dimensi gambar
img_width, img_height = 224, 224
batch_size = 32

# Preprocessing data dan augmentasi gambar
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1.0 / 255.0,
    rotation_range=20,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest'
)

test_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1.0 / 255.0)

train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    train_dir,
    target_size=(img_width, img_height),
    batch_size=batch_size,
    class_mode='categorical'
)

test_generator = test_datagen.flow_from_directory(
    test_dir,
```



```
target_size=(img_width, img_height),
batch_size=batch_size,
class_mode='categorical',
shuffle=False
)
# Memuat model ResNet pre-trained
base_model = ResNet50(weights='imagenet', include_top=False,
input_shape=(img_width, img_height, 3))

# Menambahkan lapisan global average pooling dan lapisan Dense untuk
klasifikasi
x = base_model.output
x = GlobalAveragePooling2D()(x)
x = Dense(3, activation='softmax')(x)

# Membuat model
model = Model(inputs=base_model.input, outputs=x)

# Compile model
model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=0.0001),
loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])

# Melatih model
model.fit(train_generator, epochs=30,
validation_data=test_generator)

# Evaluasi model menggunakan confusion matrix
y_true = test_generator.classes
y_pred = model.predict(test_generator)
y_pred = np.argmax(y_pred, axis=1)

cm = confusion_matrix(y_true, y_pred)
print("Confusion Matrix:")
print(cm)

# Visualisasi confusion matrix
class_names = ['chickenpox', 'monkeypox', 'healthy']
plt.figure(figsize=(8, 6))
sns.heatmap(cm, annot=True, fmt='d', cmap='Blues',
xticklabels=class_names, yticklabels=class_names)
plt.xlabel('Predicted')
plt.ylabel('True')
plt.title('Confusion Matrix')
plt.show()

# Laporan klasifikasi
```

```
report = classification_report(y_true, y_pred,
                               target_names=class_names, output_dict=False)
print("Classification Report:")
print(report)

# Mencetak akurasi, presisi, recall, dan F1-score secara keseluruhan
accuracy = accuracy_score(y_true, y_pred)
precision = precision_score(y_true, y_pred, average='weighted')
recall = recall_score(y_true, y_pred, average='weighted')
f1 = f1_score(y_true, y_pred, average='weighted')

print("Overall Metrics:")
print(f"Accuracy: {accuracy}")
print(f"Precision: {precision}")
print(f"Recall: {recall}")
print(f"F1-Score: {f1}")
```



MobileNet

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.applications import MobileNet
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from sklearn.metrics import confusion_matrix, classification_report,
accuracy_score, precision_score, recall_score, f1_score
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

# Definisikan path ke data
train_dir = 'Train' # Direktori dataset pelatihan
test_dir = 'Test' # Direktori dataset pengujian

# Dimensi gambar
img_width, img_height = 224, 224
batch_size = 32

# Preprocessing data dan augmentasi gambar
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1.0 / 255.0,
    rotation_range=20,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest'
)

test_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1.0 / 255.0)

train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    train_dir,
    target_size=(img_width, img_height),
    batch_size=batch_size,
    class_mode='categorical'
)

test_generator = test_datagen.flow_from_directory(
    test_dir,
    target_size=(img_width, img_height),
    batch_size=batch_size,
    class_mode='categorical',
    shuffle=False
)
```

```
# Memuat model MobileNet pre-trained
base_model = MobileNet(weights='imagenet', include_top=False,
input_shape=(img_width, img_height, 3))

# Membangun model klasifikasi di atas MobileNet
model = tf.keras.models.Sequential()
model.add(base_model)
model.add(tf.keras.layers.GlobalAveragePooling2D())
model.add(tf.keras.layers.Dense(3, activation='softmax')) # 3 untuk
kelas chickenpox, monkeypox, dan healthy

# Compile model
model.compile(optimizer='adam', loss='categorical_crossentropy',
metrics=['accuracy'])

# Melatih model
model.fit(train_generator, epochs=40,
validation_data=test_generator)

# Evaluasi model menggunakan confusion matrix
y_true = test_generator.classes
y_pred = model.predict(test_generator)
y_pred = np.argmax(y_pred, axis=1)

cm = confusion_matrix(y_true, y_pred)
print("Confusion Matrix:")
print(cm)

# Visualisasi confusion matrix
class_names = ['chickenpox', 'monkeypox', 'healthy']
plt.figure(figsize=(8, 6))
sns.heatmap(cm, annot=True, fmt='d', cmap='Blues',
xticklabels=class_names, yticklabels=class_names)
plt.xlabel('Predicted')
plt.ylabel('True')
plt.title('Confusion Matrix')
plt.show()

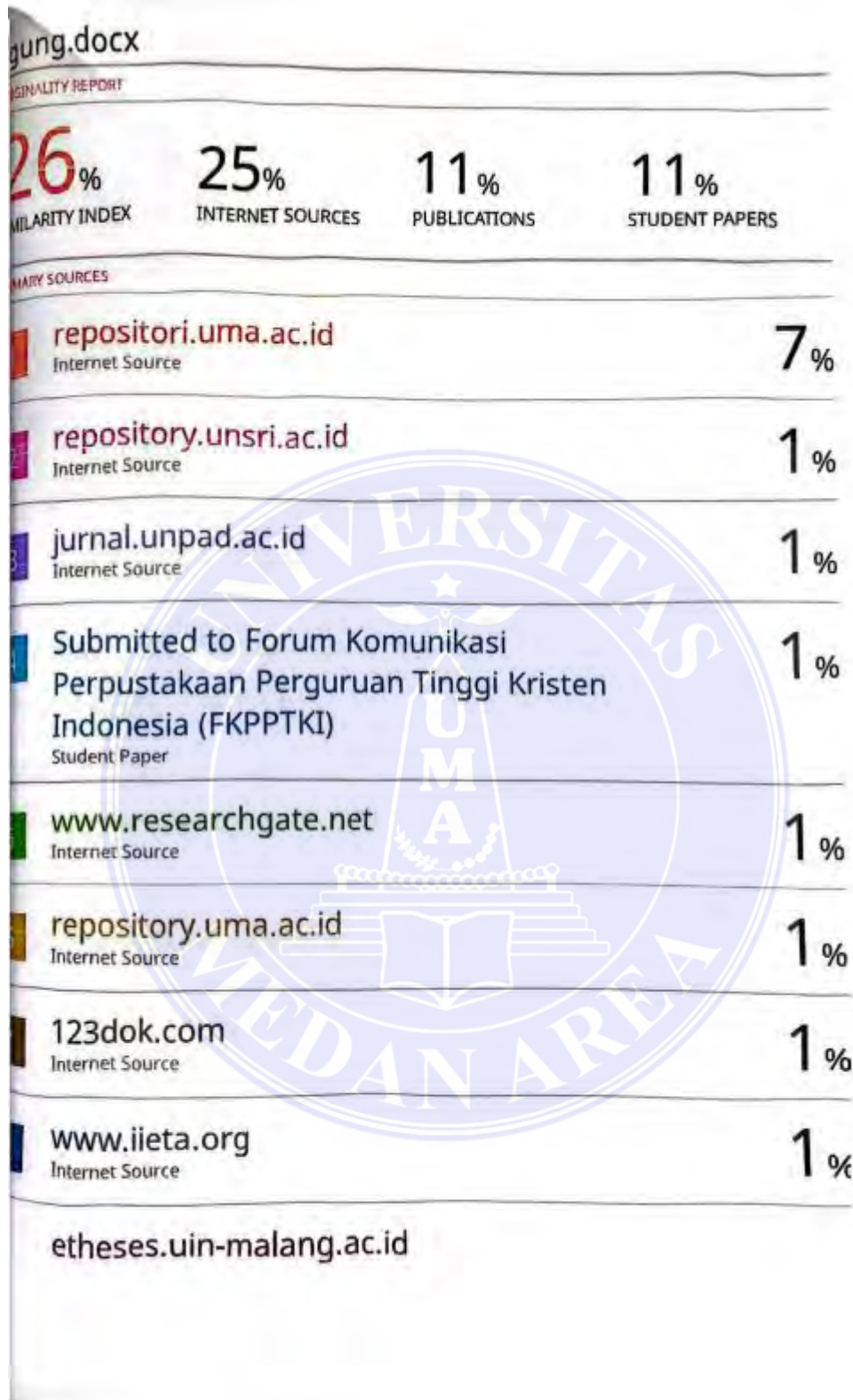
# Laporan klasifikasi
report = classification_report(y_true, y_pred,
target_names=class_names, output_dict=False)
print("Classification Report:")
print(report)


# Mencetak akurasi, presisi, recall, dan F1-score secara keseluruhan
accuracy = accuracy_score(y_true, y_pred)
```

```
precision = precision_score(y_true, y_pred, average='weighted')
recall = recall_score(y_true, y_pred, average='weighted')
f1 = f1_score(y_true, y_pred, average='weighted')

print("Overall Metrics:")
print(f"Accuracy: {accuracy}")
print(f"Precision: {precision}")
print(f"Recall: {recall}")
print(f"F1-Score: {f1}")
```







UNIVERSITAS MEDAN AREA

FAKULTAS TEKNIK

Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate/Jalan PBSI Nomor 1 ☎ (061) 7366878, 7360168, 7364348, 7366781, Fax.(061) 7366908 Medan 20223
Kampus II : Jalan Sebeludul Nomor 79 / Jalan Sei Serayu Nomor /D A, ☎ (061) 8225602, Fax. (061) 8226331 Medan 20122
Website: www.informatika.uma.ac.id E-mail: unih_medanarea@uma.ac.id

Nomor : 731/FT.6/01.10/X/2023 16 Oktober 2023
Lamp : -
Hal : **Perubahan Judul Tugas Akhir**

Yth, Pembimbing Tugas Akhir
Dr. Rahmad Syah, S.Kom, M. Kom
di
Tempat

Dengan hormat, Sehubungan dengan adanya perubahan judul tugas akhir maka perlu diterbitkan kembali SK Pembimbing Skripsi baru atas nama mahasiswa tersebut :

N a m a : Tri Haryo Agung MR
N P M : 198160042
Jurusan : Teknik Informatika

Maka dengan hormat kami mengharapkan kesediaan saudara :


Dr. Rahmad Syah, S.Kom, M. Kom (Sebagai Pembimbing)

Adapun Tugas Akhir Skripsi berjudul :

"Analisis Perbandingan Arsitektur ResNet dan MobileNet untuk Klasifikasi Cacar".

SK Pembimbing ini berlaku selama enam bulan terhitung sejak SK ini diterbitkan. Jika proses pembimbing melebihi batas waktu yang telah ditetapkan, SK ini dapat ditinjau ulang.

Demikian kami sampaikan, atas kesediaan saudara diucapkan terima kasih.


Dekan,
Dr. Rahmad Syah, S. Kom, M. Kom



UNIVERSITAS MEDAN AREA FAKULTAS TEKNIK

Kampus I : Jalan Holm Nomor 1 Medan 20139
Kampus II : Jalan Sialitua Nomor 70 / Jalan Sei Rengas Nomor 70 A, W (861) 822602, Fax: (011) 822331 Medan 20122
Website: www.umedan.ac.id E-mail: umy_medanarea@uma.ac.id

Nomor : 753/FT.6/01.10/X/2023
Lamp : -
Hal : Penelitian Dan Pengambilan Data Tugas Akhir

23 Oktober 2023

Yth. Wakil Rektor Bid. Pengembangan SDM & Adm. Keunggulan
Jln. Kotan No.1
Di
Medan

Dengan hormat, kami mohon kesediaan Ibu kiranya berkenan untuk memberikan izin dan kesempatan kepada mahasiswa kami tersebut dibawah ini :

| NO | NAMA | NPM | PRODI |
|----|--------------------|-----------|--------------------|
| 1 | Tri Haryo Agung MR | 198160042 | Teknik Informatika |

Untuk melaksanakan Penelitian dan Pengambilan Data Tugas Akhir di Laboratorium Komputer Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan Area.

Perlu kami jelaskan bahwa Pengambilan Data tersebut adalah semata-mata untuk tujuan Ilmiah dan Skripsi, yang merupakan salah satu syarat bagi mahasiswa tersebut untuk mengikuti ujian sarjana pada Fakultas Teknik Universitas Medan Area dan tidak untuk dipublikasikan, dengan judul :

Analisis Perbandingan Arsitektur ResNet dan MobileNet untuk Klasifikasi Cacar.

Mohon kiranya tanggal Surat Izin Pengambilan Data Tugas Akhir agar disesuaikan dengan tanggal Terbitnya SK ini.

Atas perhatian dan kerja sama yang baik diucapkan terima kasih.



Dr. Ralfiana Syarif, S. Kom, M. Kom

Tembusan :
1. Ka. BAMA
2. Mahasiswa
3. File

